

Entwicklung einer intelligenten Prozessüberwachung und Regelung zum Laserauftragschweißen von Multimaterial-Verbindungen

R. Bernhard, P. Neef, H. Wiche, V. Wesling

Clausthaler Zentrum für Materialtechnik

robert.bernhard@tu-clausthal.de

C. Hoff, J. Hermsdorf, S. Kaierle

Laser Zentrum Hannover e.V.

r.bernhard@lzh.de

Abstract

Im Rahmen des Forschungsprojektes „Generative Fertigung optischer, thermaler und struktureller (OTS)-Komponenten“ (GROTESK) werden neuartige Multimaterial-Werkstoffe und deren Verbindungen mit Laserkomponenten entwickelt. Für die additive Verarbeitung dieser Materialien eignet sich das Laserauftragschweißen besonders, da bei diesem Verfahren auf Freiformoberflächen Material aufgeschweißt werden kann. Vorangegangene Untersuchungen zeigen, dass durch den Einsatz von pulverförmigen Werkstoffen verschiedener Zusammensetzung die Eigenschaften des Materialauftrags gezielt einstellbar sind. Eine Herausforderung stellt dabei jedoch die Verarbeitung der dafür entwickelten kupferbasierten Spezialwerkstoffe dar, sodass Imperfektionen im generierten Bauteil auftreten können. Konventionelle Schmelzbadtemperaturregler stoßen hier aufgrund der Materialzusammensetzung des pulverförmigen Zusatzwerkstoffs an ihre Grenzen. Der hier vorgestellte Ansatz beschreibt den Einsatz einer intelligenten Prozessüberwachung und -regelung für Spezialwerkstoffe. Die Verarbeitung dieser Werkstoffe ist mit konventioneller, pyrometrischer Prozessregelung aufgrund der stark variierenden Emissivitäten nicht möglich. Es wird gezeigt, wie Schmelzbäder mittels künstlicher neuronaler Netze klassifiziert und anschließend durch Bildverarbeitung Merkmale extrahiert werden können. Die so ermittelte Schmelzbadoberfläche bildet die Eingangsgröße für eine nachgeschaltete Prozessregelung. Die Verarbeitung der Spezialwerkstoffe im Regelkreis mit Laserleistung, Vorschubgeschwindigkeit oder Pulverzufuhr zielt auf die Qualitätssteigerung der Multimaterial-Verbindungen ab.

1 Einleitung

Der Materialauftrag beim Laserpulverauftragschweißen wird von einer Vielzahl von Prozessparametern und deren Wechselwirkungen bestimmt. Als signifikante und kontrollierbare Einflüsse gelten die Laserleistung, die Auftrag-/Vorschubgeschwindigkeit, die zugeführte Menge des Zusatzwerkstoffs pro Zeiteinheit und der Schutzgasvolumenstrom [1]. Veränderungen der genannten Parameter im Prozess sowie schwankende Umgebungsbedingungen und temperaturabhängige Effekte im Schmelzbad stellen für die Prozessentwicklung eine große Herausforderung dar [2]. Die daraus resultierenden, instabilen Prozesse sind ein Hinderungsgrund für die Etablierung der additiven Fertigung in der modernen Produktion [3].

Für homogene Standardwerkstoffe wie Chrom-Nickel-Stahl sind bei kommerziellen Anlagen häufig Parameter hinterlegt. Eine Funktionalisierung von Oberflächen und Bauteilen ist jedoch in vielen Fällen nur durch kompliziertere, heterogene Werkstoffkombinationen erreichbar [4, 5]. Eine solche Materialkombination aus Kupfer, Molybdän und Phosphor zeigt zum Beispiel positive Eigenschaften hinsichtlich der Wärmeausdehnung, die sie für die Anwendung bei Multimaterial-Verbindungen qualifiziert [5]. Dieser Spezialwerkstoff bildet bei der Verarbeitung eine Pseudolegierung. Makroskopisch können so gezielt Eigenschaften angepasst werden. Sie leiten sich aus der Mischung und Kombination der einzelnen Werkstoffeigenschaften ab. Aufgrund der heterogenen Materialzusammensetzung unterliegt der Laserprozess Schwankungen. Sie werden durch Oberflächenspannungen sowie der temperaturabhängigen Absorption und Reflektivität der Basiswerkstoffe bedingt. Dies lässt den Prozess von zuvor optimierten Einstellungen abweichen und beeinflusst das Prozessergebnis negativ. Es resultieren Imperfektionen in Form von Porosität und Materialanbindungsfehlern im Werkstück.

Die hohen Qualitätsanforderungen und Bauteilkosten in der additiven Fertigung stehen damit in Konflikt und motivieren Regelsysteme für eine adaptive Prozesskontrolle. An dieser Stelle setzt die Echtzeit-Prozessüberwachung und -Steuerung an. Sie soll aufwendige Parameteranpassungen vermeiden und Prozessqualität garantieren.

Die Implementierung einer Regelung auf eindimensionale Messsignale, wie Intensitätsmesswerte von Fotodioden und Pyrometersignalen, hat sich in der Lasermaterialbearbeitung durchgesetzt [2]. Sie zeigt jedoch Defizite bei der Verarbeitung genannter Pseudolegierungen, da der Informationsgehalt nur punktuell bzw. gemittelt auswertbar ist. Großes Potential hat hier die Verarbeitung mehrdimensionaler Bildsignale. Ihre Umsetzung ist mit erhöhtem Rechenaufwand verbunden, besitzt jedoch bei Auftragschweißprozessen Vorteile bei der Auswertung.

Die Bildverarbeitung weist nur eine geringe Empfindlichkeit gegenüber temperaturabhängiger Eigenschaftsänderungen auf. Mit einer Merkmalsextraktion aus der koaxialen Prozessbeobachtung können so die Schmelzbadgröße und -morphologie ausgewertet werden. Sie stellen die Eingangsgröße für den Regelalgorithmus dar. Für eine erfolgreiche Umsetzung und sichere Prozesssteuerung benötigt die Bildverarbeitung jedoch weitere Informationen darüber, wovon gerade Merkmale extrahiert werden. Hat sich beim Aufschweißen kein Schmelzbad eingestellt, wird der Regler mit ungültigen Daten versorgt. Daher muss das ausgewertete Bild entsprechend klassifiziert werden. Hier setzt eine durch maschinelles Lernen (ML) unterstützte Plausibilitätsprüfung an, die Bild für Bild entscheidet, ob sich ein Schmelzbad ausgebildet hat.

In diesem Beitrag wird der ML-Ansatz vorgestellt und gezeigt, wie die Prozessentwicklung und die Prozessführung bei der additiven Verarbeitung von Multimaterial-Verbindungen davon profitieren kann.

2 Stand der Technik

In diesem Abschnitt wird zunächst der Stand der Technik des Laserpulverauftragschweißens beschrieben. Darauf folgt ein Überblick zu konventionellen Methoden zur Prozessüberwachung sowie Regelungsansätzen. Abschließend werden die Möglichkeiten zur Klassifizierung von Bildern mittels Methoden des maschinellen Lernens zusammengefasst.

2.1 Laserpulverauftragschweißen

Beim Laserpulverauftragschweißen werden einzelne Schweißraupen auf einen Grundwerkstoff nebeneinander und übereinander aufgetragen. Der Materialauftrag wird durch Zugabe von pulverförmigen Zusatzwerkstoffen in einem vom Laser erzeugten Schmelzbad generiert. Wichtige Vorteile des Laserauftragschweißens gegenüber anderen additiven Verfahren sind der große Bauraum, in dem feine Strukturen aufgebaut werden können sowie die Möglichkeit auf bestehende Freiformoberflächen aufzutragen. Aufgrund des pulverförmigen Zusatzwerkstoffes können verschiedene Materialkombinationen und -mischungen besonders gut verarbeitet und in-Situ legiert werden. Dies ermöglicht die gradierte Funktionalisierung von Oberflächen und 3D-Körpern [6]. Beim Laserauftragschweißen in der additiven Fertigung werden vorzugsweise richtungsunabhängige, koaxiale Pulverdüsen eingesetzt. Zusammen mit dem Trägergas Argon wird Pulver in ein vom Laser erzeugtes Schmelzbad gefördert.

2.2 *Prozessüberwachung und -regelung*

Im Bereich des Laserauftragschweißens eignen sich aufgrund der hohen Temperaturen und der harschen Prozessumgebung nur berührungslose Sensoren zur Schmelzbaderfassung. Technisch realisiert werden diese Prozessüberwachungen durch laterale oder koaxiale Beobachtung. Laterale Sensorik kann mit wenig Aufwand selbst nachträglich an Prozessköpfe angebracht werden. Sie hat jedoch Nachteile für die Auswertung durch kritische Abschattungen, Anisotropieeffekte und Verzerrungen. Koaxiale Beobachtungen können durch teildurchlässige Spiegel im Strahlengang realisiert werden und liefern richtungsunabhängige Daten aus der Prozesszone. Eingesetzte Sensoren können als einfache Fotodioden mit Empfindlichkeiten für bestimmte Wellenlängenbereiche oder als kamerabasierte Überwachung ausgeführt werden. (Quotienten-) Pyrometer und Fotodioden können über emittierte Infrarotstrahlung die Schmelzbadtemperatur erfassen und zeitlich hochauflösend verarbeiten.

Kritisch sind erhöhte Aufschmelzraten, die durch eingeschränkte, geometrieabhängige Wärmeleitung hervorgerufen werden. Dies verursacht einen ungleichmäßigen Materialauftrag, der sich besonders an Bauteilecken als Materialüberhöhung äußert und zu Defekten und Unregelmäßigkeiten führt. Temperaturabhängige Regelungen können über die Laserleistung die eingebrachte (Strecken-) Energie reduzieren und so für einen gleichmäßigen, rissfreien Aufbau sorgen [7].

2.3 *Klassifikation von Bildern mittels maschinellen Lernens*

Für die Bildauswertung stehen unterschiedliche neuronale Faltungsnetze (Convolutional Neural Networks - CNN) zur Verfügung. Im Gegensatz zu herkömmlichen künstlichen neuronalen Netzen bieten Faltungsnetze die Möglichkeit Matrizen zu verarbeiten. Dadurch können Bilder, die sich aus einzelnen Bildpunkten mit Farbkanälen zusammensetzen, ausgewertet werden. Der Aufbau dieser Netze besteht im Wesentlichen aus Filtern (Convolutional Layers) und Aggregations-Schichten (Pooling Layers), die sich abwechselnd wiederholen. Die Bilderkennung wird von einer oder mehreren Schichten vollständig verbundener Neuronen (Dense / Fully Connected Layers) durchgeführt [8].

Es stehen unterschiedliche Netze für die Kategorisierung von Bildern in verschiedene Klassen zur Verfügung. Zu den verbreitetsten CNNs gehören AlexNet, VGGNet, ResNet und Inception, die sich jeweils in der erreichbaren Genauigkeit, Parametern, benötigter Rechenleistung und dem Trainingsaufwand unterscheiden. Eine besonders hohe Genauigkeit und eine vergleichsweise einfache Implementierung bietet das ResNet. Der Vorteil dieses Netzwerkes sind die Identity Shortcut Connections, die

Convolutional Layers überspringen können. Dadurch lassen sich diese Netze deutlich besser trainieren [9, 10]. Zusätzlich sind verschiedene vortrainierte ResNet-Modelle im PyTorch-Framework enthalten.

3 Experimenteller Aufbau

Die Versuche werden an einer Laserpulverauftragsschweißanlage durchgeführt. Als Strahlquelle dient ein 680 W Diodenlaser mit Top-Hat Strahlprofil in der Bearbeitungsebene. Der Laserstrahl wird nach dem Austritt aus dem Lichtleitkabel des Laser kollimiert und an einem dichroitischen Spiegel um 90° umgelenkt. Der Spiegel ist nur für die Laserwellenlänge im Bereich von 940 bis 980 nm reflektiv, für sichtbare sowie Wärmestrahlung ist er transmissiv. Dies ermöglicht eine koaxiale Beobachtung und Temperaturmessung durch ein Sensortherm HQ22 Quotientenpyrometer. Die Fokussierlinse bündelt den Prozess- und Beobachtungsstrahlengang auf das Werkstück. Mit einer additiv gefertigten Pulverdüse wird das Kupfer-Phosphor-Molybdänpulver (Gewichtsanteile: Cu 18,4%; P 1,6%; Mo 80%) dem erzeugten Schmelzbad zugeführt. Die additiv hergestellte Prozessdüse besitzt eine angepasste Auslassgeometrie für den Spezialwerkstoff und bietet Vorteile hinsichtlich der Pulverausnutzung und der Wartung [11]. Als Transport- und Schutzgas wird Argon eingesetzt. Der Prozesskopf trägt insgesamt 24 Proben auf zwei Chrom-Nickel Substrate auf. Diese unterscheiden sich in der Art der eingesetzten Regelung (ML-Schmelzbadgrößenregelung oder temperaturbasiert mittels Pyrometerregelung), der Vorschubgeschwindigkeit und dem zugeführten Pulvervolumenstrom. Die Verfahrensparameter sind in Tabelle 1 dargestellt.

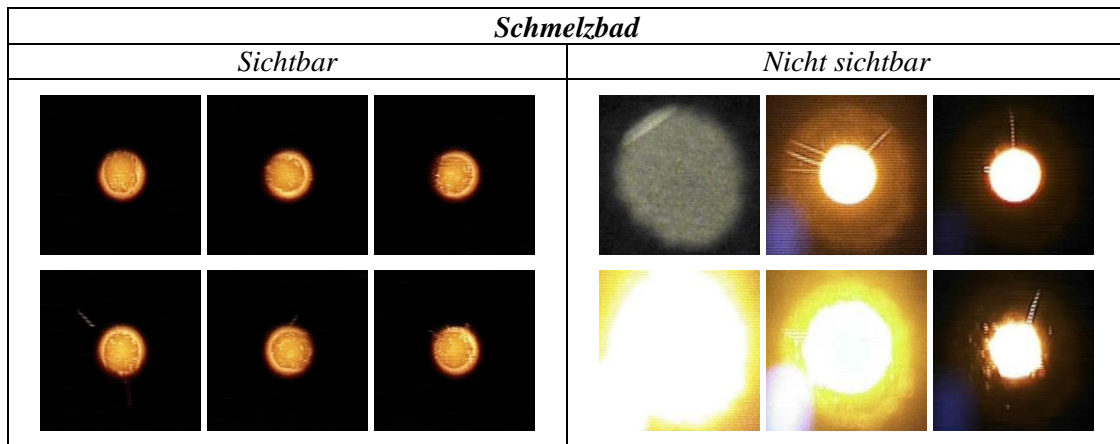
Tab. 1: Verfahrensparameter

Probennr.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Volumenstrom \dot{v} [mm ³ /min]	112	280	280	280	280	280	504	504	504	504	504	729
Vorschub F [mm/min]	250	50	100	150	200	250	50	100	150	200	250	50
Düsenabstand	9 mm											
Pulverfördergas	5,0 l/min											
Schutzgasmenge	6,0 l/min											
Restsauerstoff	10000 ppm											
Regelung	ML-Schmelzbadgröße / Pyrometer (temperaturbasiert)											

Das analoge Bildsignal des Pyrometers wird mittels eines Elgato Video Capture Gerätes an den Messrechner übertragen. So aufgezeichnete Prozessvideos werden Bild für Bild in Training und Validierungsdaten aufgeteilt. Insgesamt wird das eingesetzte ResNet34 mit 2.944 Bildern von Schmelzbädern und 645 Bildern, auf denen kein Schmelzbad zu

erkennen ist, trainiert. Exemplarisch sind jeweils sechs Bilder mit sichtbarem und nicht sichtbarem Schmelzbad dargestellt.

Tab. 2: Schmelzbad Kategorisierung. Beispielbilder



Die Trainingsdaten umfassen insgesamt 3.589 Bilder mit einer Größe von 250x250 Pixeln, die in o.g. Klassen aufgeteilt werden. Der Testdatensatz umfasst 239 mit und 72 Bilder ohne Schmelzbad. Als Framework dient PyTorch v. 1.70 und NVIDIA Cuda v. 10.2. Das vortrainierte Vision-ResNet34-Modell aus dem TorchHub wird auf einer Workstation mit zwei NVIDIA Quadro P4000 trainiert. Die Eingangsbilder sind mit Mittelwerten und Standardabweichungen des ImageNets normalisiert. Diese sowie weitere für den ML-Algorithmus relevante Parameter sind in Tab. 3 aufgelistet.

Tab. 3: Relevante Parameter für das maschinelle Lernen

Parameter	Wert
Anzahl der Epochen	4
Batch Größe	8
Mittelwerte für Normalisierung	[0,485; 0,456; 0,406]
Standardabweichung für Normalisierung	[0,229; 0,224; 0,225]
Trainierbare Parameter	21.548.354

Im Prozess wird das Farbbildsignal der im Pyrometer integrierten Kamera erfasst und an den Messrechner weitergeleitet. Der entwickelte Programmcode verarbeitet das Bildsignal mittels OpenCV. Zur Klassifikation wird das zuvor trainierte Modell auf eine NVIDIA Quadro P400 Grafikkarte geladen und die Einzelbilder der Prozessbeobachtung innerhalb von 8,5 ms klassifiziert. Sollte ein Schmelzbad erkannt werden, extrahiert OpenCV Merkmale. Eine Konturerkennung erzeugt eine konvexe Hüllkurve um das Schmelzbad und die eingeschlossene Schmelzbadfläche wird berechnet. Diese stellt die Eingangsgröße des PID-Leistungsreglers des ATmega2560 Mikrokontroller dar, der über einen Digital-Analogwandler die Leistung des Prozesslasers vorgibt. Die eingestellte Leistung wirkt sich auf die Größe des

Schmelzbades aus, die in der nächsten Iteration vom Pyrometer und dessen Kamera erfasst wird. In Abb. 1 ist dieser geschlossene Regelkreis schematisch dargestellt.

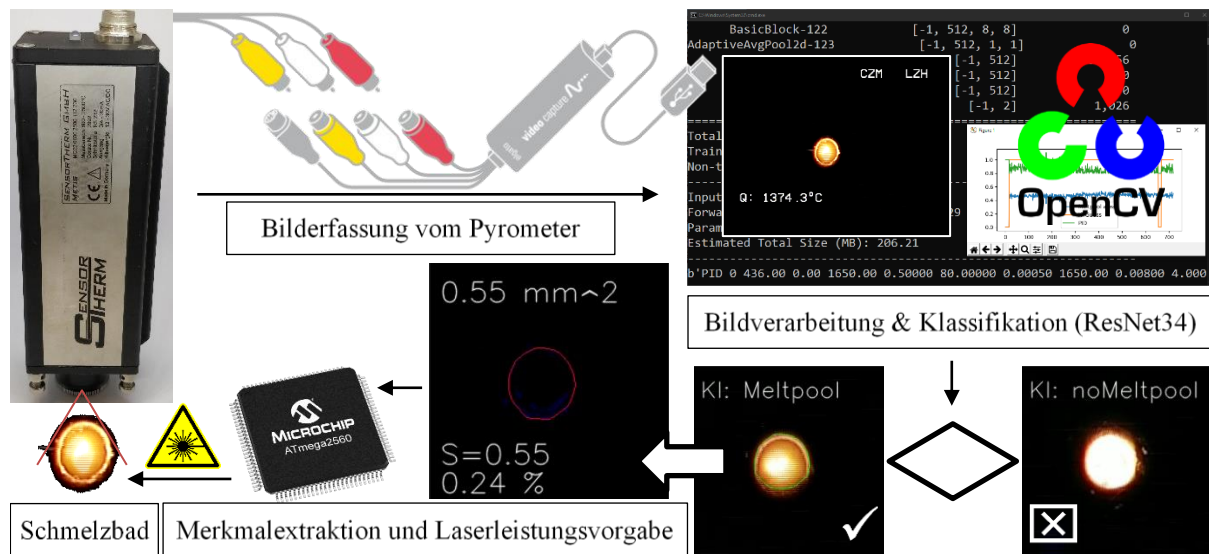


Abb. 1: Darstellung des Regelkreises mit Bilderfassung, Verarbeitung, ML-Klassifikation und Laserleistungsvorgabe

Für den Vergleich zwischen Temperatur und Schmelzbadgrößenregelung werden über die Versuche konstante PID Einstellungen in Anlehnung an [7] verwendet. Diese sind zusammen mit den Sollwerten für Temperatur und Schmelzbadgröße in Tab. 5 aufgelistet.

Tab. 5: PID-Reglerparameter

Parameter	Wert
P-Anteil	0,008
I-Anteil	4
D-Anteil	0,00054
Sollwert (Schmelzbadgrößenregelung)	0,55 mm ²
Sollwert (Temperaturregelung)	1350°C
Ausgangswertebereich der Leistung	100 bis 340 W
Schwellwert zur Konturerkennung	100 – 175 /254

Die Auswertung der Schweißbahnen erfolgt anhand Laserkonfokalmikroskopie, optischer Vermessung der Spurbreiten, Korrelation von Prozess- und Positionsdaten nach [12] sowie der Visualisierung der Prozessdaten über die Schweißdauer.

4 Ergebnisse

Der trainierte ResNet34 Klassifikator zeigt in drei ungesesehenen Bildsätzen mit je 20 Testbildern eine Erkennungsquote von durchschnittlich 95%. Eine überlagerte Verschiebung des Schmelzbades aus der Bildmitte heraus lässt weiterhin eine unverändert sichere Klassifikation zu. Die Erkennung erscheint damit in Bezug auf die Kameraausrichtung im Prozesskopf robust.

Es wurden insgesamt 24 Proben auf zwei Substratplatten aufgetragen (vgl. Abb. 2). Bei zwei Schweißprozessen ist der Laserstrahl oben rechts mit der Aufspannung kollidiert.

Im Folgenden werden die Schweißbahnbreite, die Höhenprofile untersucht und die Messdaten orts- und zeitabhängig ausgewertet.

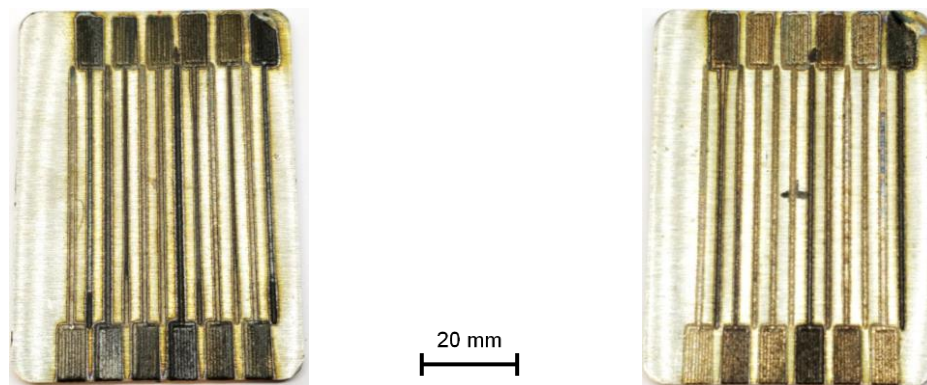


Abb. 2: Substrate mit aufgeschweißten Temperatur- (links) und ML-Regelansatz (rechts)

4.1 Auswertung der Schweißbahnbreite

Sowohl der ML- als auch der pyrometerbasierte Regelansatz sind unter dem Lichtmikroskop vergleichbar (vgl. Abb. 3). Die Messung der Spurbreite erfolgt über die Prozessparameter 2 bis 9 aus Tab. 1. Diese Auswertung und der Vergleich der Mittelwerte \bar{x} und der Standardabweichungen s zeigen Unterschiede zwischen den Regelansätzen.



Abb. 3: Überblick der aufgeschweißten Bahnen. Temperaturbasierte Pyrometerregelung (oben) und ML-Schmelzbadgrößenregelung (unten)

Der temperaturgeregelter Auftrag besitzt eine mittlere Breite von 1049,8 μm . Die Standardabweichung liegt bei 163,8 μm und ist damit im Vergleich zu der Standardabweichung von 97,1 μm des ML-geregelten Ansatz um 66,7 μm größer. Der Mittelwert der Schweißbahnbreite beträgt bei ML-Schmelzbadregelung 987,1 μm und ist damit im Vergleich kleiner. Die Messwerte sind zusammen mit ihren statistischen Kenngrößen in Tab 6 aufgelistet.

Tab. 6: Messwerte der Spurbreiten

	Spurbreite von Bahn 2 bis 9 [μm]									Mittelw. \bar{x}	Standardabw. s
Temp:	882	1252	924	1183	1132	1258	870	1068	879	1049,8	163,8
ML:	959	1023	883	876	928	1134	1005	1137	939	987,1	97,1

4.2 Auswertung der Höhenprofile

Bei Betrachtung der Höhenprofile sind mit aktiver Temperaturregelung Nahtüberhöhungen festzustellen, die am Beispiel von Probe 7 gezeigt werden. Die von links nach rechts aufgetragene Probe zeigt bei der Temperaturregelung eine Überhöhung im Übergang von der Einzelbahn zum Flächenauftrag. Beim ML-unterstützten Auftrag ist die Höhe über die Probe näherungsweise konstant, es treten jedoch vermehrt Pulveranhaftungen auf (vgl. Abb. 4).

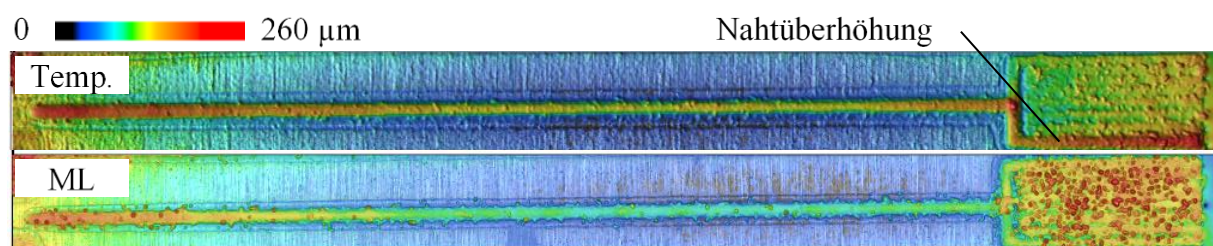


Abb. 4: Vergleich des Höhenprofils von Temperatur- und ML-geregeltem Auftrag (Probe 7)

4.3 Auswertung und Überlagerung der Messwerte mit Positionsdaten

Eine Überlagerung des Verfahrensweges vom Prozesskopf mit Messwerten nach [12] macht Prozessunsicherheiten bei der Temperaturregelung sichtbar. Sie zeigt fluktuierende und stellenweise überhöhte Temperaturen des flächigen Auftrags von Probe 2, 3 und 7 (vgl. Abb. 5 links). Dies ist neben dem Wärmestau auch durch die schwankende Emissivität des Schmelzbades im Pyrometermessfeld bedingt. Mit der Temperaturregelung ist es beim eingesetzten Kupfer-Phosphor-Molybdän-Werkstoff nicht möglich die Temperatur über die zwölf unterschiedlichen Parameter konstant zu halten. Im Gegensatz dazu ist es bei der ML-Schmelzbadgrößenregelung gelungen den Sollwert von 0,55 mm^2 in weiten Teilen zu erreichen. Die Farbverteilung ist bis auf wenige Ausnahmen bei Probe 10 und 12 gleichmäßig (vgl. Abb. 5 rechts).

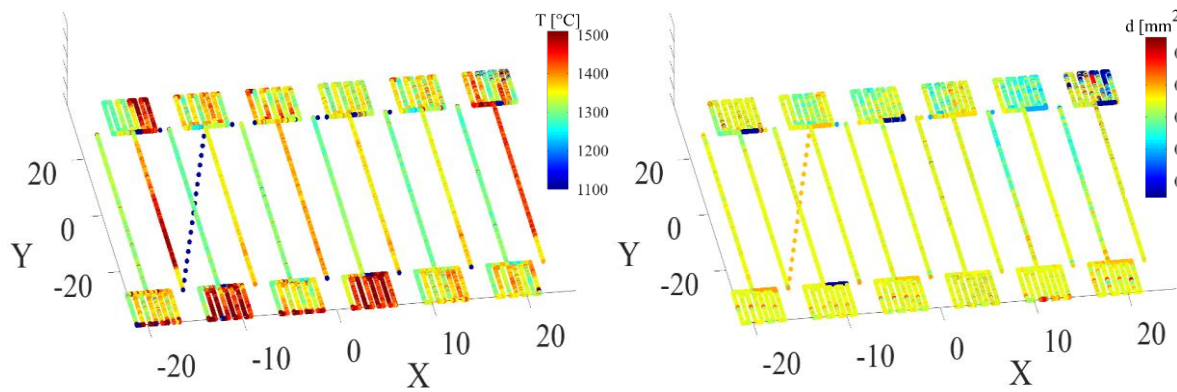


Abb. 5: Positionsdaten mit Temperatur/Schmelzbadgröße überlagert (links Pyrometerregelung, rechts ML-Regelung)

4.4 Zeitabhängige Auswertung der Messwerte

In einer framebasierten, zeitabhängigen Darstellung werden die Schmelzbadtemperatur und die Schmelzbadgröße beider Regelansätze gegenübergestellt. Da die Proben zur Vermeidung von Wärmeeinflüssen nicht nacheinander, sondern randomisiert aufgetragen werden, ist die Probennummer jeweils oberhalb des Diagramms dargestellt. In Abb. 6 sind die Messwerte des Pyrometers und die Schmelzbadgröße visualisiert. Die Temperaturkurve ist zu Beginn des Auftrags noch im Bereich des gestrichelt markierten Sollwertes. Jedoch sind bei Probe 1, 3, 5 und 7 oszillierende Passagen zu erkennen die dem Flächenauftrag zuzuordnen sind. In Probe 2 und 7 sind Temperaturgradienten zu erkennen.

Der durch den ML-Regler bestimmte Verlauf der Schmelzbadgröße zeigt ein hochfrequentes Oszillieren um den Sollwert. Ausreißer treten vermehrt in Probe 2 und 12 auf (vgl. Abb. 6).

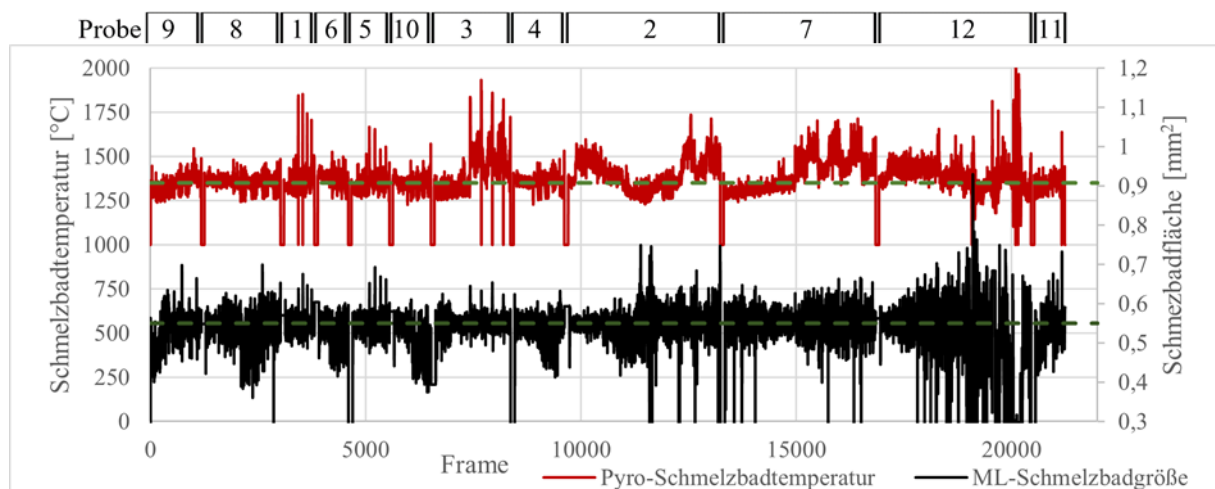


Abb. 6: Schmelzbadtemperatur (Pyrometer) und Schmelzbadgröße (ML)

Eine Gegenüberstellung der Reglerausgänge zeigt, dass die Temperaturregelung im Wesentlichen zwischen den Grenzen 100 und 340 W springt. Für den Kupfer-Phosphor-Molybdän-Werkstoff stabilisiert sich die Ausgangsleistung mit der Temperaturregelung im gesamten Prozess nicht. Die Erkennung und Regelung auf die Schmelzbadgröße hingegen zeigt ein besseres Antwortverhalten. Über die verschiedenen Parametersätze bleibt die Ausgangsleistung innerhalb der Limits eingeregelt (vgl. Abb. 7).

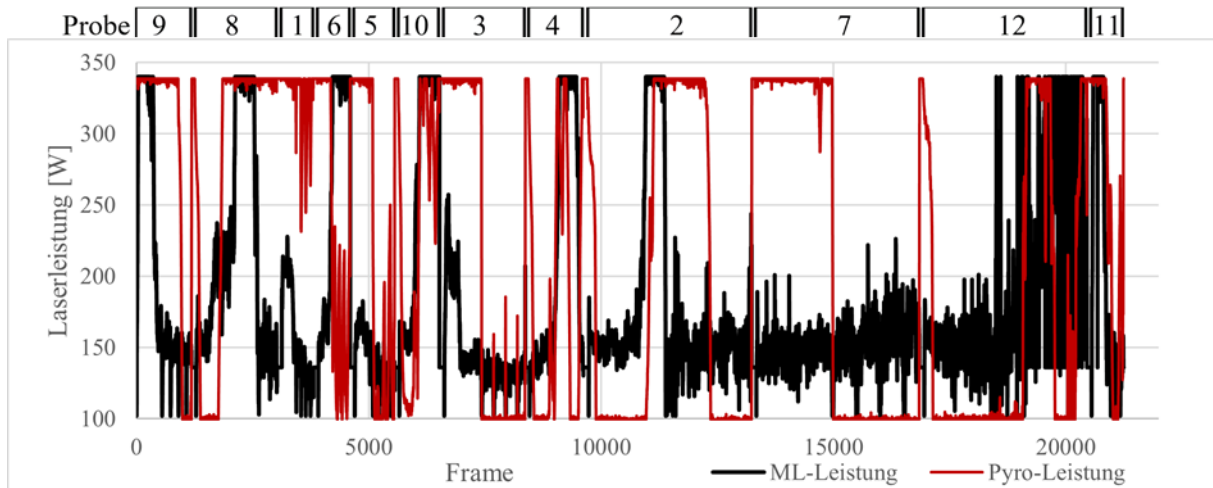


Abb. 7: Laserleistungsvorgabe durch ML-Algorithmus und Pyrometer

5 Zusammenfassung

Bei einer aktiv geregelten Schmelzbadtemperatur ist ein konstanter, von der Vorschubgeschwindigkeit unabhängiger Materialauftrag zu erwarten. Wie gezeigt, können konventionelle, pyrometrische Regler dies jedoch nicht leisten. Die heterogene Materialzusammensetzung der Kupfer-Phosphor-Molybdän-Pulverwerkstoffe für die in-Situ Herstellung von Pseudolegierungen sorgt für eine starke Fehleranfälligkeit der Temperaturerfassung.

Die Entwicklung einer intelligenten Prozessüberwachung und Regelung basierend auf einem neuronalen Faltungsnetz liefert einen verbesserten Ansatz für eine stabilere Prozessführung. Diese wurde mit einer Schmelzbadgrößenregelung kombiniert, die ein ResNet34-Klassifikator nur dann aktiviert, wenn ein Schmelzbad erkannt wird (vgl. Abb. 8)

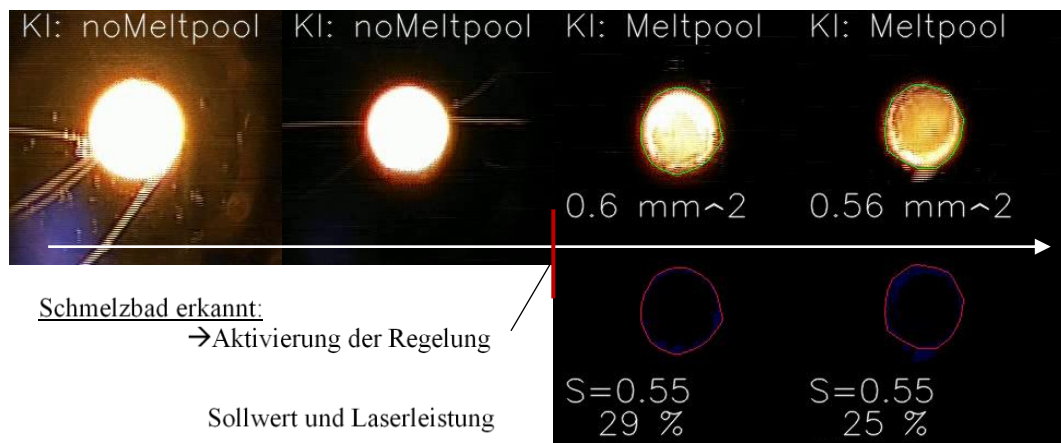


Abb. 8: Klassifikation des Schmelzbades während des Auftragschweißens

Nach weiterer Verfeinerung des trainierten ML-Modells ist eine Übertragung der Regelung auf andere, kupferbasierte Werkstoffe geplant. Im Ausblick sollen die Nähte und Volumen durch Querschliffe weiter qualifiziert und anschließend dreidimensionale Kühlkörper, inklusive Multimaterial-Verbindungen, gefertigt werden.

6 Danksagung

Diese Arbeit ist im Rahmen des Projektes „wGROTESK - Werkstoffsysteme zur generativen Fertigung von OTS-Komponenten“ (ZW6-85018048) entstanden. Wir danken dem Europäischen Fonds für regionale Entwicklung (EFRE) und dem niedersächsischen Ministerium für Wissenschaft und Kultur für die Finanzierung und Unterstützung dieses Projektes.



Literatur

- [1] Sammons, P. M.; Gegel, M. L.; Bristow, D. A. & Landers, R. G. Repetitive Process Control of Additive Manufacturing With Application to Laser Metal Deposition *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2019, 27, S. 566-575 doi: 10.1109/TCST.2017.2781653
- [2] Donadello, S., Motta, M., Demir, A. G., & Previtali, B. (2019). Monitoring of laser metal deposition height by means of coaxial laser triangulation. *Optics and Lasers in Engineering*, 112, S. 136–144, doi: 10.1016/j.optlaseng.2018.09.012
- [3] van Bracht, R.; Pollok, P.; Piller, F. T. & Marquardt, E. Das Potenzial der additiven Fertigung: digitale Technologien im Unternehmenskontext, *VDI*, 2019
- [4] P. Neef, R. Bernhard, H. Wiche, and V. Wesling, “Laser-Based Additive Manufacturing of Optical, Thermal and Structural Components,” in *Advanced Joining Processes*, Springer Singapore, 2020, S. 57–66

- [5] Bernhard, R.; Neef, P.; Wiche, H.; Wesling, V.; Hoff, C.; Hermsdorf, J. & Kaierle, S; “Additive manufacturing of copper-molybdenum pseudoalloys,” *Photonics Europe 2020*, doi: 10.1117/12.2555708
- [6] Cavaliere, P. Laser Cladding of Metals *Springer International Publishing*, 2021
- [7] Rottwinkel, B., Nölke, C., Kaierle, S., & Wesling, V. (2014). Crack Repair of Single Crystal Turbine Blades Using Laser Cladding Technology. *Procedia CIRP*, vol. 22, S. 263–267. doi: /10.1016/j.procir.2014.06.151
- [8] Becker, R. Convolutional Neural Networks - Aufbau, Funktion und Anwendungsgebiete. 15.12.20 <https://jaai.de/convolutional-neural-networks-cnn-aufbau-funktion-und-anwendungsgebiete-1691/>
- [9] Fung, V. An Overview of ResNet and its Variants, 15.12.20 <https://towardsdatascience.com/an-overview-of-resnet-and-its-variants-5281e2f56035>
- [10] He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J., Deep Residual Learning for Image Recognition. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2016
- [11] Bernhard, R.; Neef, P.; Wiche, H.; Wesling, V.; Eismann, T.; Hoff, C.; Hermsdorf, J. & Kaierle, S. Additive Manufacturing of a LMD nozzle for Multimaterial processing 11th CIRP Conference on Photonic Technologies - LANE 2020, S. 336-340
- [12] Bernhard, R.; Neef, P.; Wiche, H.; Wesling, V.; Hoff, C.; Hermsdorf, J. & Kaierle, S.; “Defect detection in additive manufacturing via a toolpath overlaid melt-pool-temperature tomography,” *Journal of Laser Application*, vol. 32, 2020, doi: 10.2351/7.0000055.

Autorenanschrift

Robert Bernhard

Technische Universität Clausthal

Clausthaler Zentrum für Materialtechnik

Leibnizstr. 9

38678 Clausthal-Zellerfeld

Telefon: 0511-2788369

Telefax: 05323-723399

E-Mail: r.bernhard@lzh.de